

# 导波受载荷影响补偿的深度学习神经网络方法\*

杨 宇<sup>1</sup>, 王彬文<sup>1</sup>, 曹雪洋<sup>2</sup>, 郑 辉<sup>2</sup>, 邱 雷<sup>2</sup>

(1. 中国飞机强度研究所 西安, 710065)

(2. 南京航空航天大学机械结构力学及控制国家重点实验室 南京, 210016)

**摘要** 针对基于导波的结构健康监测(structural health monitoring, 简称 SHM)中急需解决的环境载荷影响问题, 开展碳纤维复合材料板结构与加筋结构载荷影响实验, 研究了载荷对导波的影响规律。在此基础上, 提出了一种基于深度学习神经网络的载荷补偿方法, 该方法通过建立补偿标准, 对网络结构及网络参数进行设计, 有效减少了参考信号存储, 实现了大范围载荷补偿。通过实验数据验证了该方法的有效性, 结果表明, 在补偿范围 0~90 MPa 内, 补偿精度达到 -20 dB。将补偿方法结合损伤成像方法应用在碳纤维复合材料板结构的损伤监测, 结果表明, 补偿前无法实现损伤定位, 补偿后损伤定位误差  $\leq 0.9$  cm, 有效提高了载荷影响下的损伤诊断可靠性。

**关键词** 结构健康监测; 载荷影响; 载荷补偿; 深度学习; 导波

**中图分类号** TH114; TB55

## 引 言

结构健康监测技术可预测和评估结构的损伤状态, 保障结构安全<sup>[1-3]</sup>。基于导波的结构监测方法, 可监测微小裂纹并实现范围监测, 被广泛应用于航空结构损伤监测方面<sup>[4-8]</sup>。在实际工程应用中, 环境因素对导波的传播具有很大影响, 结构服役环境的复杂性限制了其应用<sup>[9]</sup>。针对导波信号受到环境因素影响的问题, 研究人员提出了基于加权时域弯折的 Lamb 波自适应温度补偿方法及基于理论建模的补偿方法<sup>[10-11]</sup>。但是以上方法都是针对温度的影响, 而针对导波的载荷补偿方法研究较少。

近年来, 神经网络方法在结构健康监测领域有了一些进展。包龙生等<sup>[12]</sup>采用 BP 神经网络对桥梁进行损伤识别。崔建国等<sup>[13]</sup>采用深度自编码网络方法, 对航空发动机故障进行了诊断。神经网络方法在环境补偿中也有少许应用。张威等<sup>[14]</sup>采用 BP 神经网络对测功机的测量过程进行了温度补偿。李志杰等<sup>[15]</sup>将神经网络方法应用于半球谐振陀螺仪零偏温度补偿。Qiu 等<sup>[16]</sup>采用自适应神经网络方法对温度影响下的导波进行补偿。关于环境补偿的神经网络方法都是用于温度补偿。

载荷对于导波的影响对结构健康监测方法的使用带来了阻碍。针对上述问题, 提出一种基于深度

学习神经网络的载荷补偿方法。该方法通过信号特点构建深度学习神经网络模型, 训练得到目标载荷下导波响应信号和基准载荷下导波响应信号的关系模型参数, 在保存少量基准信号和模型参数的情况下, 实现大范围载荷的导波补偿。

## 1 载荷对导波的影响机理

图 1 为主动压电-导波有基准监测技术基本原理图, 结构上布置压电传感器网络, 在结构健康状态下, 激发导波信号并接收信号, 以接收到的健康信号作为基准。在监测时, 采用同样流程得到监测信号, 最后将基准信号与监测信号进行信号处理, 比较信号之间的相位和幅值差别, 从而对结构进行损伤评估。

然而, 在飞行器结构的真实服役条件下, 监测过

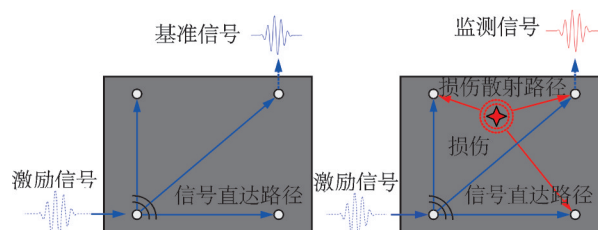


图 1 主动压电-导波 SHM 系统示意图

Fig.1 Schematic diagram of active piezoelectric and guided wave SHM system

\* 国家自然科学基金资助项目(51921003);国家自然科学基金重点资助项目(51635008);教育部霍英东青年教师基金资助项目(161048);江苏省六大人才高峰资助项目(GDZB-035);江苏高校优势学科建设工程资助项目  
收稿日期:2021-04-29;修回日期:2021-11-11

程中获得的监测信号会受到载荷等环境因素的影响,使得提取出的监测信号特征无法反应结构的真实状态。其中:Lamb波在幅值方面受载荷影响主要来自载荷对压电传感器机电转换特性的改变,即由于压电常数的改变使幅值随着载荷变化而改变;Lamb波在相位方面受载荷影响主要由于声弹性效应的存在使传播速度随着载荷变化而改变<sup>[17]</sup>。笔者在文献研究基础上,针对复合材料板和复合材料加筋板研究载荷对导波信号的影响。

### 1.1 载荷实验设置

如图2所示,实验选择了尺寸为600 mm×510 mm×2 mm的复合材料板结构试件及600 mm×510 mm×2 mm的复合材料加筋结构试件。板结构表面粘贴了间距为140 mm的9枚压电片;加筋结构表面粘贴了6枚压电片,压电片纵向间距为80 mm,横向间距为128 mm。

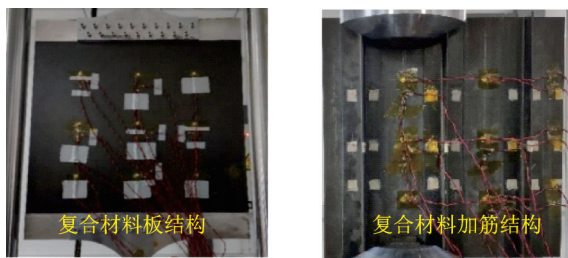


图2 带有传感器的复合材料结构

Fig.2 Carbon fiber plate with piezoelectric transducers

图3所示为实验所用设备,包含拉伸机和集成导波SHM系统。激励信号采用正弦调制五波峰信号,振幅为±70 V,中心频率为扫频50~300 kHz,采样率为10 MHz。板结构加载区间设置为0~90 MPa,步进为10 MPa;设置加筋结构加载区间为



图3 载荷影响导波实验

Fig.3 Guided wave experiment under the load effects

3~33 kN,步进为5 kN。

实验过程如下:用拉伸机提供多级载荷情况,在结构健康时,采集各级载荷下的导波响应信号。另外,对于复合材料板结构增加损伤实验,在左上方4个压电片围成的区域制造模拟损伤,各级载荷保载状态下采集信号,然后将采集的信号通过小波变换的方式抑制实验环境噪声<sup>[18]</sup>。

### 1.2 载荷影响下导波的变化规律

在拉伸实验中受载通道在不同载荷影响下的信号直达波段如图4所示。

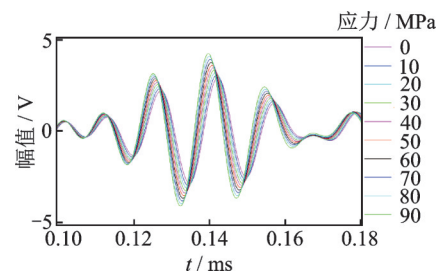
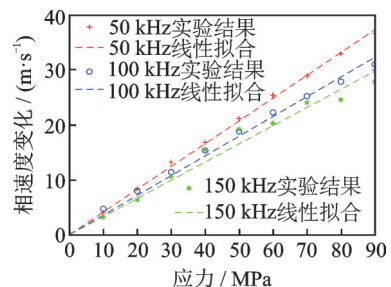


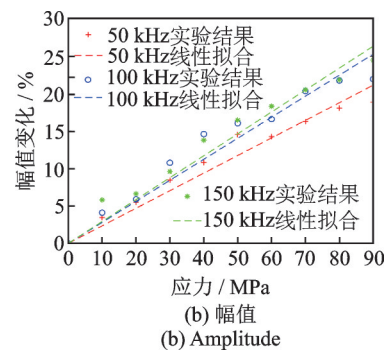
图4 不同载荷下的典型信号

Fig.4 Typical signals under different loads

可以看到,在载荷影响下,导波信号随着载荷变大其变化也越大,但信号的具体变化规律还需对信号的幅值和相位进行详细分析。对50,100和150 kHz下的信号进行分析,以信号过零点之间的时间差的变化来实现间接测量相速度的变化,拟合结果如图5(a)



(a) 相速度  
(a) Parallel load



(b) 幅值  
(b) Amplitude

图5 相速度与幅值随载荷变化

Fig.5 Phase velocity changes and Amplitude changes with load

所示,可以看出,相速度变化趋势在相同频率下表现一致且都随载荷呈较好的线性变化。以信号直达波段最值的变化来实现测量幅值的变化,拟合结果如图 5(b)所示,可以看出,相同频率、相同载荷方向下幅值变化趋势一致且都随载荷呈较好的线性变化。

虽然载荷对导波幅值和过零点相位的影响呈线性,但是导波对于不同频率信号的斜率并不相同,因此整个波包在载荷影响下是呈非线性的。损伤诊断使用的是直达波段,因此需要对波段进行补偿<sup>[19]</sup>。本研究采用的卷积神经网络中,卷积与池化这两种特殊的运算方式,可以先提炼出输入信号每一时刻信号值之间的特征,再得出特征与目标信号之间的非线性关系,从而建立起参考信号与目标信号之间的数学模型关系。

### 1.3 载荷对损伤监测的影响

对比有无载荷的情况来分析载荷对损伤诊断的影响。设定 0 MPa 下的健康信号为基准,当载荷变化为 60 MPa 时,健康状态信号与基准信号的差别如图 6 所示,其中差信号幅值最大变化在 55 mV 左右。损伤状态信号与基准信号的对比如图 7 所示,其中差信号幅值最大变化在 50 mV 左右。可以看到,由于载荷的影响,损伤对导波的影响与载荷对导波的影响发生了混叠,因此会引起对结构状态的误判,出现健康状态下由于载荷对导波的影响而被误判为结构有损伤。

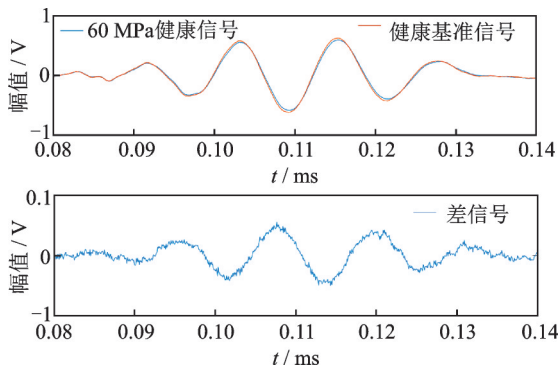


图 6 健康信号与基准信号的对比

Fig 6 Comparison of health signal with reference signal

## 2 基于深度学习神经网络载荷补偿方法

### 2.1 补偿原理

导波激励传感模型如图 8 所示,在载荷作用下正逆压电过程、胶层会受到影响,将这些过程都考虑为传递函数,载荷带来的影响也可看作为对传递函数的影响。图中,激励原件 PZT<sub>A</sub> 的激励信号  $V_a$  和

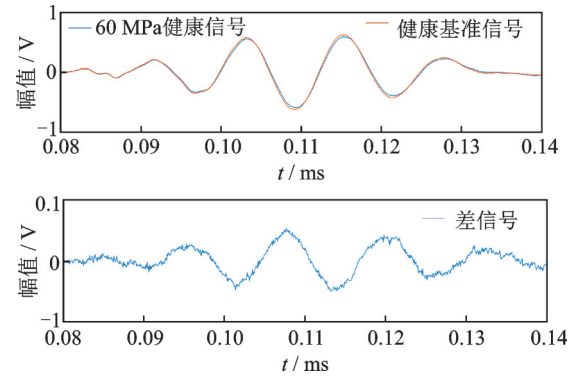


图 7 损伤信号与基准信号的对比

Fig 7 Comparison of damage signal with reference signal

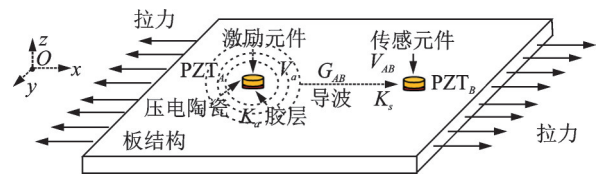


图 8 导波激励传感模型

Fig.8 Guided wave excitation sensing model

传感元件 PZT<sub>B</sub> 的响应信号可表示为

$$V_{AB}(\omega) = K_s(\omega) G_{AB}(\omega) K_a(\omega) V_a(\omega) \quad (1)$$

其中:  $K_s(\omega)$  为压电片与结构耦合胶层中电压转换为机械运动对应的函数;  $K_a(\omega)$  为机械运动转换为电压对应的函数;  $G_{AB}(\omega)$  为导波在结构中从输入端到输出端过程中的传递函数。

$K_s(\omega)$ ,  $K_a(\omega)$  和  $G_{AB}(\omega)$  会随载荷变化而变化, 响应信号在  $L_1$  和  $L_2$  载荷下会变化为式(2)和式(3)的形式

$$V_{AB}(\omega, L_1) =$$

$$K_s(\omega, L_1) G_{AB}(\omega, L_1) K_a(\omega, L_1) V_a(\omega) \quad (2)$$

$$V_{AB}(\omega, L_2) =$$

$$K_s(\omega, L_2) G_{AB}(\omega, L_2) K_a(\omega, L_2) V_a(\omega) \quad (3)$$

两响应信号在频域内的关系为

$$V_{AB}(\omega, L_2) = H(\omega, L_1, L_2) V_{AB}(\omega, L_1) \quad (4)$$

其中:

$$H(\omega, L_1, L_2) = \frac{K_s(\omega, L_2) G_{AB}(\omega, L_2) K_a(\omega, L_2)}{K_s(\omega, L_1) G_{AB}(\omega, L_1) K_a(\omega, L_1)}$$

由式(4)可知, 可以通过构建深度学习神经网络模拟传递函数  $H(\omega, L_1, L_2)$ , 训练后可得到载荷影响下输入输出之间的关系。

### 2.2 补偿流程

基于深度学习神经网络的载荷补偿方法步骤如下。

1) 获取用于训练模型的数据库, 即各个载荷下的导波相应信号的集合。

2) 根据载荷补偿范围以及补偿标准进行网络

训练,获得相应的网络参数。深度学习神经网络训练示意图如图 9 所示,基准信号为 25 MPa 载荷下的信号,参考信号为 15, 35, …, 65 MPa 载荷下的信号,训练得到相应的网络参数。

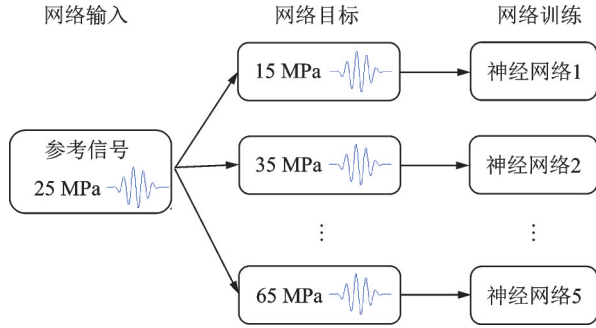


图 9 深度学习神经网络训练示意图

Fig.9 The training of deep learning neural network

3) 深度学习神经网络损伤诊断示意图如图 10 所示。实际应用中,若测得结构受 35 MPa 载荷,则调用 25 MPa 载荷下基准信号和对应网络参数,计算得到补偿后 35 MPa 载荷对应的基准信号,与 35 MPa 载荷下监测信号进行对比,实现损伤诊断。

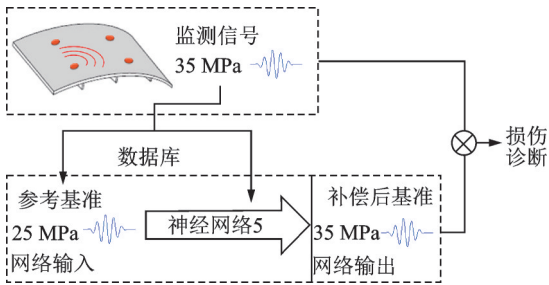


图 10 深度学习神经网络损伤诊断示意图

Fig.10 Deep learning neural network-based damage diagnosis architecture

### 2.3 网络结构设计

深度学习神经网络通过卷积核池化运算,从输入数据中提取高层次特征,最终建立模拟数据之间的函数关系,具有去噪、降干扰的特点。根据深度学习神经网络这些特点,可将其用于补偿载荷变化对导波信号造成的幅值、相位影响。

参考经典卷积神经网络搭建一维卷积神经网络,网络结构如图 11 所示。第 1 层包含 1 次卷积运算和 1 次池化运算,第 2 层和第 3 层为全连接结构。网络参数的初始化是随机的,但为了减少神经元的保存个数,第 3 层与输出层之间的参数由输入信号直接组成,并且在网络训练时,此层参数不参与更新。另外,采用平方差损失函数、tanh 激活函数和随

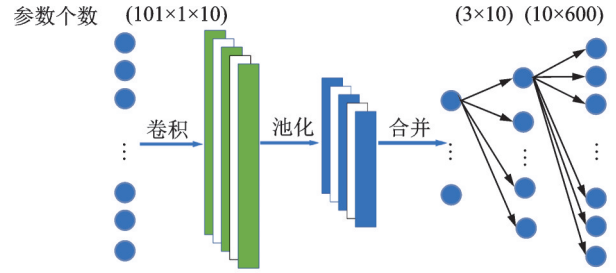


图 11 深度学习神经网络的结构

Fig.11 Structure of deep learning neural network

机梯度下降法。其中,除了最后一层没有使用激活函数,其他网络层都有使用。

输入层为补偿前信号,神经元个数由需要补偿的直达波信号段长度来决定;输出层为补偿后信号,通过训练各隐含层的网络参数得到最终的神经网络。

网络的训练方式如下。

1) 前向传播。卷积层到卷积层前向传播为

$$a_j^{l+1} = \tanh\left(\sum_s a_s^l * w_{s,j}^{l+1} + b_j^{l+1}\right) \quad (5)$$

其中: $a_s^l$ 为第  $l$  层厚度为  $s$  的特征图矩阵; $w_{s,j}^{l+1}$ 为第  $l+1$  层  $j$  个卷积核; $s$ 为每个卷积核厚度; $b_j$ 为  $j$  个偏执值。

卷积层到池化层前向传播如式(6)所示,特征图由  $a_j^l$  最大池化为特征图  $ap_j^l$

$$ap_j^l = \text{pooling}(a_j^l) \quad (6)$$

池化层到全连接层传播如式(7)所示,先进行的是合并操作,直接将特征  $ap_j^l$  合并为一维特征  $au_j^l$

$$au^l = \text{merge}(ap_j^l) \quad (7)$$

全连接层前向传播为

$$a^{l+1} = \tanh(w^{l+1} au^l + b^{l+1}) \quad (8)$$

其中: $w^{l+1}$ 为下一层的权值; $b^{l+1}$ 为下一层的偏执项; $a^{l+1}$ 为得到的下一层神经元;中间使用 tanh 正切函数激活。

2) 反向传播。损失函数为平方差损失函数

$$C = (y' - y)^2 \quad (9)$$

其中: $y'$ 为网络输出; $y$ 为期望输出。

全连接层误差传递为

$$\delta^l = \frac{\partial C}{\partial a^{l+1}} \tanh'(z^{l+1}) \quad (10)$$

其中: $z^{l+1}$ 为激活函数之前的参数; $\delta^l$ 为上一层的灵敏度。

将灵敏度  $\delta^l$  从一维向量重复排列,排列成池化

后尺寸,得到  $\delta^p$

$$\delta^p = \text{unmerge}(\delta^l) \quad (11)$$

池化层到卷积层误差传递为

$$\delta^l = \text{upsample}(\delta^p) \tanh'(z^{l+1}) \quad (12)$$

其中:upsample为上采样过程,上采样之后要乘以激活函数的导数。

卷积层之间误差传递如式(13)所示,将误差排列,并对原先的卷积核旋转  $180^\circ$ ,再进行卷积操作,最后乘以激活函数 tanh 的导数

$$\delta^l = \text{resize}(\delta)_i^{l+1} * \text{rot}180(\mathbf{w})_{i,s}^{l+1} \tanh'(z^{l+1}) \quad (13)$$

以上过程中  $l$  和  $l+1$  代表网络的相邻两层,其中  $l+1$  为网络结构正向顺序中的后面一层。

3) 优化器。参数更新方式为

$$\theta^1 = \theta^0 - \alpha \Delta J(\theta) \quad (14)$$

其中: $\theta^1$ 为更新后的参数; $\theta^0$ 为更新前的参数; $\alpha$ 为学习率; $\Delta J(\theta)$ 为误差对每个参数的导数,即灵敏度。

根据上述过程训练网络,并保存基准信号与网络第 3 层神经元参数。在实际应用中,根据结构当前所受载荷,调用相应的基准和网络参数,便可计算出当前载荷下的基准信号。

## 2.4 补偿精度

根据文献[16],选择如式(15)所示的归一化最大误差作为补偿效果的标准

$$\text{Er} = 20 \lg \left( \frac{\max(|a(t) - f(t)|)}{\max(|f(t)|)} \right) \quad (15)$$

其中: $a$ 为补偿后的信号; $f$ 为补偿参考信号。

式(15)的含义为参考信号与补偿后差信号最大幅值的绝对值除以参考信号的最大峰值。此外,将补偿精度设置为  $-20$  dB,即补偿后精度  $\text{Er} < -20$  dB。

## 2.5 复合材料板载荷补偿

选取复合材料板结构的数据进行方法验证,选取 70 kHz 频率下的信号进行说明,如图 12 所示。因为损伤诊断所用的信号段为直达波段,所以对直达波信号段进行补偿,直达波信号段长度为 0.11~0.18 ms。

根据上节选择的补偿精度计算公式,以 40 MPa 信号为基准信号,以其前后 50 MPa 载荷范围内的信号作为补偿目标,补偿结果如图 13 所示,补偿效果可以减少  $-15$  dB 左右,补偿后的最大归一化误差小于  $-20$  dB,补偿效果良好。展示最近载荷距离补偿效果和最近载荷距离补偿效果,即 50 MPa 下的补偿结果,如图 14 所示。可以看到,补偿后的差信号

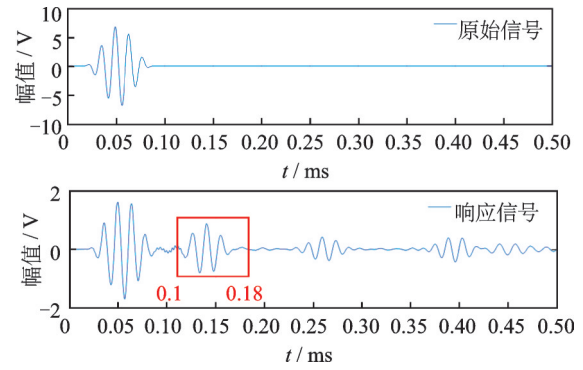


图 12 复合材料板补偿信号段

Fig.12 Compensated signals on the composite plate

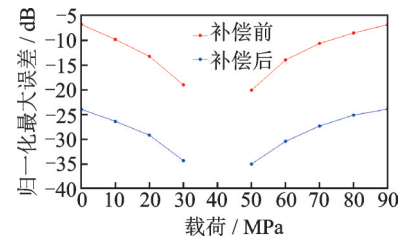


图 13 复合材料板全载荷段补偿结果

Fig.13 Compensation results for the full range of load on the composite plate

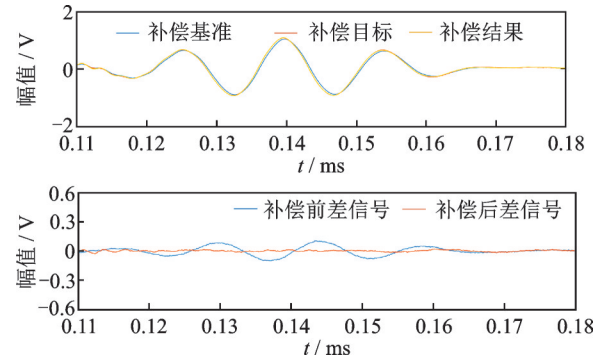


图 14 补偿 50 MPa 信号

Fig.14 Signal with the compensated load of 50 MPa

接近于零,补偿效果显著。

## 2.6 复合材料加筋板载荷补偿

选取复合材料加筋板的数据进行实验,选取 70 kHz 频率下的信号进行说明,如图 15 所示,直达波信号段长度为 0.08~0.14 ms。

根据上节选择的补偿精度计算公式,以 18 kN 信号为基准信号,以其前后 15 kN 载荷范围内的信号作为补偿目标,使用深度学习神经网络进行载荷补偿,结果如图 16 所示。可以看到,补偿效果可以减少  $-15$  dB 左右,补偿后的最大归一化误差小于  $-20$  dB,说明补偿效果良好。展示 23 kN 下的补偿结果,如图 17 所示,可以看到,补偿后的差信号接近于零,补偿效果显著。

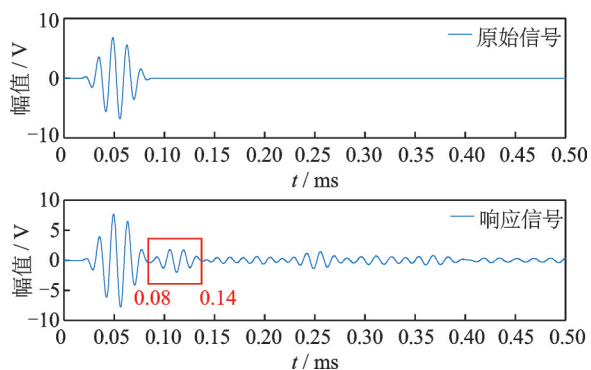


图 15 复合材料加筋板补偿信号段

Fig.15 Compensated signals on composite stiffener plate

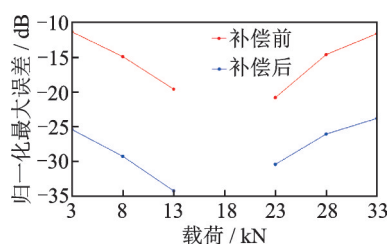


图 16 复合材料加筋板全载荷段补偿结果

Fig.16 Compensation results for all load segments on composite stiffener plate

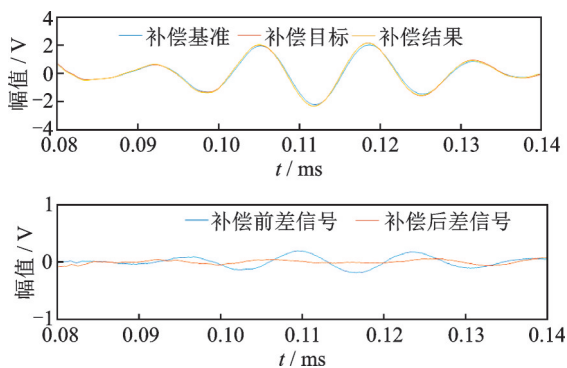


图 17 补偿 23 kN 信号

Fig.17 Signal with the compensated load of 23 kN

### 3 结构损伤诊断中载荷补偿方法验证

结合延迟累加损伤成像方法<sup>[20-21]</sup>对深度学习神经网络载荷补偿方法的有效性和可靠性进行验证,损伤成像算法需要将 20 个通道的基准信号和监测信号作为输入,根据内部算法得到损伤位置信息。模拟损伤的位置为左上角区域,从复材板的实验数据中获取 30 MPa 和 60 MPa 载荷作用下损伤监测信号,并采用深度学习载荷补偿方法对其基准信号进行补偿。

图 18、图 19 所示为左上方区域 4 个通道 30 MPa 和 60 MPa 下监测信号与补偿前后基准信号之间的信号差。图 18 为监测信号与补偿前基准信号之间的信号差,可以看到,损伤对信号的影响和载荷对信

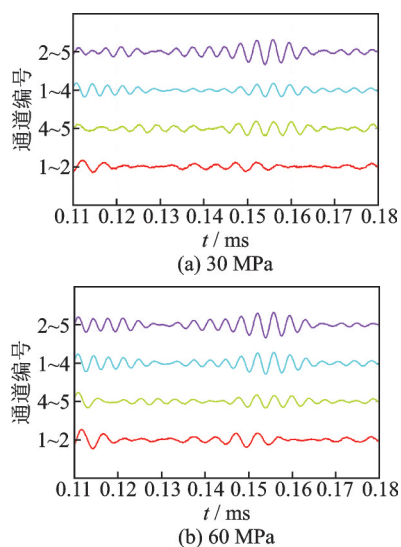


图 18 补偿前基准信号与监测信号的信号差

Fig.18 Signal difference between reference signal and the raw monitoring signal

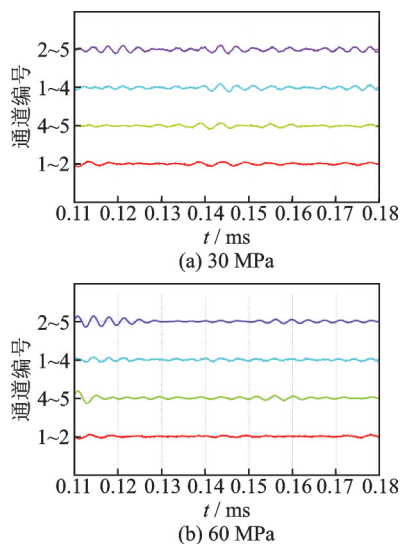


图 19 补偿后基准信号与监测信号的信号差

Fig.19 Signal difference between reference signal and the compensated monitoring signal

号的影响发生了混叠,无法分清两种因素对信号的影响大小,影响损伤判定的准确性。图 19 为监测信号与补偿后基准信号之间的信号差,可以看到,差信号中只剩下损伤对信号的影响。

将监测信号和未补偿的基准信号作为延迟累加成像方法的输入,得到如图 20 所示的成像结果,表明在载荷影响下,成像方法无法完成定位。调用与 30 MPa 与 60 MPa 对应的网络参数和基准信号,通过计算获得当前载荷下的基准信号,并将其与监测信号作为延迟累加成像方法的输入,得到如图 21 所示的损伤成像结果,成像结果相较于未补偿时得到了明显改善。聚焦位置位于实际损伤位置处,30 MPa

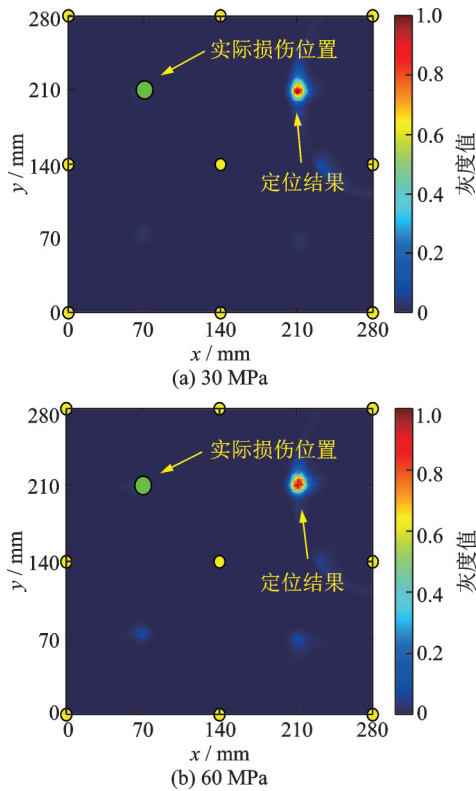


图 20 补偿前定位结果

Fig.20 The result of positioning before compensation

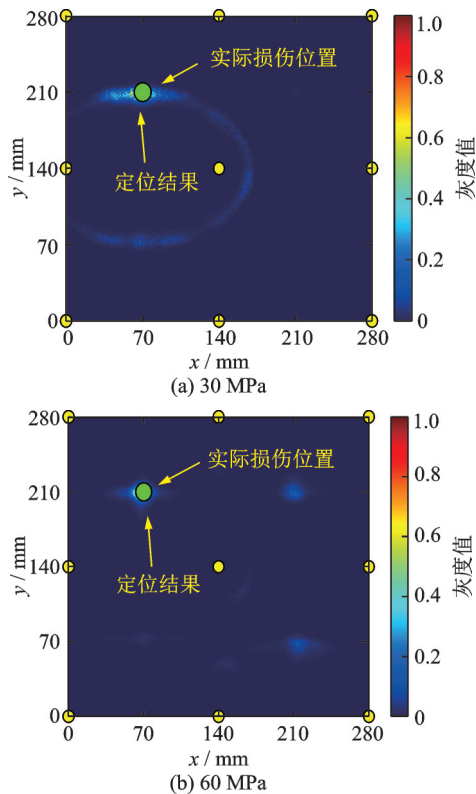


图 21 补偿后定位结果

Fig.21 The result of positioning after compensation

载荷作用下的损伤定位误差仅为 0.21 cm, 60 MPa 载荷作用下的损伤定位误差仅为 0.9 cm。

## 4 结 论

1) 深度学习载荷补偿方法在 0~90 MPa 补偿范围下, 补偿后误差小于 -20 dB。

2) 深度学习载荷补偿方法结合损伤成像诊断方法, 可实现在载荷影响下对结构损伤的有效定位。

3) 考虑到实际结构和实际载荷的复杂性, 网络模型的参数需要随着应用场景的改变而变化。

## 参 考 文 献

- [1] 袁慎芳. 结构健康监测[M]. 北京: 国防工业出版社, 2007: 6-20.
- [2] 常琦, 袁慎芳, 邱雷, 等. 基于知识和无线传感网络的结构健康管理系统[J]. 振动、测试与诊断, 2012, 32(1): 105-110.  
CHANG Qi, YUAN Shenfang, QIU Lei, et al. Structural health management system based on knowledge and wireless sensor network [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2012, 32(1): 105-110. (in Chinese)
- [3] CHEN J, YUAN S F, JIN X. On-line prognosis of fatigue cracking via a regularized particle filter and guided wave monitoring [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 131: 1-17.
- [4] YUAN S F, CHEN J, YANG W B, et al. On-line crack prognosis in attachment lug using Lamb wave-deterministic resampling particle filter-based method [J]. Smart Materials and Structures, 2017, 26(8): 085016.
- [5] 邱雷, 房芳, 袁慎芳, 等. 导波强化裂变聚合概率模型的损伤监测方法[J]. 振动、测试与诊断, 2018, 38(3): 438-445.  
QIU Lei, FANG Fang, YUAN Shenfang, et al. Guided wave enhanced fission polymerization probability model based damage evaluation method [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2018, 38(3): 438-445. (in Chinese)
- [6] YUAN S F, LAI X S, ZHAO X, et al. Distributed structural health monitoring system based on smart wireless sensor and multi-agent technology [J]. Smart Materials and Structures, 2006, 15(1): 1-8.
- [7] 胥保春, 袁慎芳, 邱雷. Lamb波与瞬时相位技术在损伤识别中的应用[J]. 振动、测试与诊断, 2010, 30(3): 240-244.  
XU Baochun, YUAN Shenfang, QIU Lei. Damage detection based on technology of lamb wave and instantaneous phase [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2010, 30(3): 240-244. (in Chinese)
- [8] SHEN Y, GIURGIUTIU V. Wave form revealer: an

- analytical framework and predictive tool for the simulation of multi-modal guided wave propagation and interaction with damage [J]. *Structural Health Monitoring*, 2014, 13(5):491-511.
- [9] LU Y, MICHAELS J E. A methodology for structural health monitoring with diffuse ultrasonic waves in the presence of temperature variations[J]. *Ultrasonics*, 2005, 43(9): 717-731.
- [10] MARZANI A, SALAMONE S. Numerical prediction and experimental verification of temperature effect on plate waves generated and received by piezoceramic sensors[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2012, 30:204-217.
- [11] 汪懿, 蔡建, 付尚琛, 等. 基于加权时域弯折的 Lamb 波自适应温度补偿方法[J]. *仪器仪表学报*, 2021, 42(4): 50-58.
- WANG Yi, CAI Jian, FU Shangchen, et al. An adaptive temperature compensation method of lamb waves based on the weighted time domain warping [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2021, 42(4): 50-58. (in Chinese)
- [12] 包龙生, 曹悦, 赵宁, 等. BP 神经网络和曲率模态理论在桥梁损伤识别中的应用[J]. *沈阳建筑大学学报(自然科学版)*, 2021, 37(2): 296-302.
- BAO Longsheng, CAO Yue, ZHAO Ning, et al. Application of BP neural network and curvature mode theory in bridge damage identification[J]. *Journal of Shenyang Jianzhu University (Natural Science Edition)*, 2021, 37(2): 296-302. (in Chinese)
- [13] 崔建国, 李国庆, 蒋丽英, 等. 基于深度自编码网络的航空发动机故障诊断[J]. *振动、测试与诊断*, 2021, 41(1): 85-89.
- CUI Jianguo, LI Guoqing, JIANG Liying, et al. Aero-engine fault diagnosis based on deep self-coding network [J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2021, 41(1):85-89. (in Chinese)
- [14] 张威, 张力平, 周浩. 基于 BP 神经网络的测功机温度补偿方法设计[J]. *机电工程技术*, 2021, 50(1):128-130,202.
- ZHANG Wei, ZHANG Liping, ZHOU Hao. Design of temperature compensation method for dynamometer based on BP neural network[J]. *Mechanical and Electrical Engineering Technology*, 2021, 50(1): 128-130, 202. (in Chinese)
- [15] 李志杰, 王卿, 党建军, 等. BP 神经网络在半球谐振陀螺仪零偏温度补偿中的应用[J]. *微纳电子技术*, 2021, 58(2): 152-157.
- LI Zhijie, WANG Qing, DANG Jianjun, et al. Application of BP neural network in hemispherical resonant gyroscope zero bias temperature compensation [J]. *Microelectronics Technology*, 2021, 58(2): 152-157. (in Chinese)
- [16] QIU L, YUAN S F, HUANG T X. Lamb wave temperature compensation method based on adaptive filter ADALINE network [J]. *Journal of Vibroengineering*, 2013, 15(3): 1463-1476.
- [17] 闫玺玺. 静载荷作用下的 Lamb 波传播特性研究[D]. 南京:南京航空航天大学, 2019.
- [18] 姜宏伟, 袁朝辉, 邱雷. 运用小波变换的飞机管路振动信号降噪方法[J]. *振动、测试与诊断*, 2012, 32(5):827-830.
- JIANG Hongwei, YUAN Chaohui, QIU Lei. Wavelet transform based de-noising method on pipe vibration signals of aircraft [J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2012, 32(5): 827-830. (in Chinese)
- [19] CHEN J, YUAN S F, QIU L, et al. Research on a Lamb wave and particle filter-based on-line crack propagation prognosis method [J]. *Sensors*, 2016, 16(3): 315-320.
- [20] QIU L, LIU M, QING X, et al. A quantitative multidamage monitoring method for large-scale complex composite[J]. *Structural Health Monitoring*, 2013, 12(3): 183-196.
- [21] 刘彬, 邱雷, 袁慎芳, 等. 复合材料 T 型接头损伤监测的概率成像方法[J]. *振动、测试与诊断*, 2015, 35(3): 519-524.
- LIU Bin, QIU Lei, YUAN Shenfang, et al. The probability imaging algorithm of composite T-joint damage monitoring [J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2015, 35(3):519-524. (in Chinese)



**第一作者简介:**杨宇,男,1980年6月生,研究员、副总工程师。主要研究方向为结构健康监测及智能结构。曾发表《一种集成多个机器学习模型的复合材料结构损伤识别方法》(《数据采集与处理》2020年第35卷第2期)等论文。  
E-mail: yangyu@cae.ac.cn

**通信作者简介:**邱雷,男,1983年9月生,博士、教授、博士生导师。主要研究方向为结构健康监测与预测、数据采集与信号处理、传感器及系统集成。  
E-mail: lei.qiu@nuaa.edu.cn